

DOI 10.33099/2786-7714-2024-1-6-141-152

УДК 004.896+623.746:004.275+004.032.26

¹Гусак Юрій Аркадійович (доктор військових наук, професор)

<https://orcid.org/0000-0002-3423-2112>

²Василенко Ольга Анатоліївна

<https://orcid.org/0000-0003-2633-0131>

¹Національний університет оборони України, Київ, Україна

²Центральний науково-дослідний інститут Збройних Сил України, Київ, Україна

КЛАСТЕРИЗАЦІЯ ТА КЛАСИФІКАЦІЯ УДАРНИХ БЕЗПІЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ НА ОСНОВІ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

У роботі показано, що для розв'язання задач кластеризації та класифікації ударних безпілотних літальних апаратів можуть бути застосовані методи штучного інтелекту, а саме нейронні мережі. Результати аналізу залежності точності кластеризації від кількості нейронів у прихованому шарі показали, що нейронна мережа кластеризації ударних безпілотних літальних апаратів NN SOM FPV UAVs має найкращу точність при 18 нейронах у прихованому шарі. Кластеризація ударних безпілотних літальних апаратів продемонструвала, що їх можна поділити на 4 кластери. При цьому за кількістю БпЛА у кожному кластері їх можна згрупувати у 3 класи.

Навчання CNN FPV UAVs здійснювалось за допомогою алгоритму Левенберга-Марквардта. За результатами навчання нейронну мережу класифікації ударних безпілотних літальних апаратів було навчено з точністю 99,2%, перевірено і протестовано з точностями – 98,1%, а загальна точність нейронної мережі класифікації ударних безпілотних літальних апаратів становила 98,9%. Результати аналізу гістограми похибок між цільовими значеннями та прогнозованими значеннями після навчання нейронної мережі класифікації безпілотних літальних апаратів свідчать про те, що значення похибки становить 0,03868. Оскільки похибки близькі до нуля, то навчена нейронна мережа здійснює класифікацію ударних безпілотних літальних апаратів добре. Перевірка роботи CNN FPV UAVs на довільному наборі ударних безпілотних літальних апаратів показала 100% збіг класів фактичних ударних безпілотних літальних апаратів та даних, які отримано з використанням CNN FPV UAVs.

Напрямом подальшого дослідження може бути створення нейронних мереж для кластеризації та класифікації об'єктів групових цілей, а також для розв'язання задачі розподілу неоднорідного рою ударних безпілотних літальних апаратів по об'єктах нестационарної неоднорідної групової цілі.

Ключові слова: ударні безпілотні літальні апарати, рій, нейронна мережа, кластеризація БпЛА, класифікація БпЛА, російсько-українська війна.

Вступ

Досвід ведення бойових дій Збройними Силами України, особливо у 2022–2024 роках, є унікальним. Під час російсько-української війни відбуваються зміни стратегії, форм та способів застосування військ. Однією з причин цього є розвиток озброєння та військової техніки, а особливо безпілотних систем, застосування яких стало масовим та дозволяє виконувати завдання широкого спектра, що постійно зростає.

На цей час застосування безпілотних систем є дієвим засобом ураження, який сприятиме переходу від позиційної оборони до маневрених дій. Крім того, на тактичному рівні актуальним є ураження нестационарних групових цілей противника як на передньому краї, так і в глибині, завдання противнику масованих раптових ударів по об'єктах його критичної інфраструктури, важливих комунікаціях без застосування дорогих в експлуатації та виробництві безпілотних літальних апаратів (БпЛА).

Збільшення спроможностей безпілотних систем завдяки застосуванню роїв ударних БпЛА суттєво вплине на перебіг бойових дій.

Можуть застосовуватися як однорідні за типами ударних БпЛА рої, так і неоднорідні.

Оскільки групова ціль майже завжди складається з неоднорідних об'єктів, то для знищення такої цілі має бути застосовано неоднорідний рій ударних БпЛА. Переваги застосування неоднорідного рою ударних БпЛА: можливість встановлення на окремі БпЛА бойового навантаження різного типу; охоплення більшої площі ураження цілей; спроможність виконувати завдання у разі виходу з ладу декількох БпЛА з рою; можливість здійснення координованих атак одночасно з різних напрямків; можливість ведення розподіленої розвідки або атаки, та навпаки – завдання сфокусованих точкових ударів, аналогічних ударам із високоточної зброї; застосування роїв для ведення радіоелектронної боротьби в широкому діапазоні частот тощо.

Для ураження нестационарної неоднорідної групової цілі неоднорідним роєм ударних БпЛА з максимальною ефективністю необхідно розв'язати оптимізаційну задачу розподілу неоднорідних ударних БпЛА по об'єктах нестационарної

неоднорідної групової цілі.

Для розв'язання зазначеної оптимізаційної задачі необхідно здійснити кластеризацію і класифікацію як ударних БПЛА, так і об'єктів групових цілей, а потім призначити кожному об'єкту того чи іншого класу групової цілі ударний БПЛА або декілька ударних БПЛА відповідного класу.

Одним із перспективних напрямів розв'язання задач кластеризації та класифікації є застосування методів та алгоритмів штучного інтелекту, а саме нейронних мереж [5].

Матеріали та методи

Зважаючи на перспективність технологій штучного інтелекту [1–8], розвиток безпілотної авіації [9–16] та напрями розвитку Повітряних Сил Збройних Сил України [17], розроблення нейронних мереж для кластеризації та класифікації БПЛА з метою формування неоднорідних роїв ударних БПЛА в умовах ведення російсько-української війни є необхідністю. У роботі [18] розглядається задача кластеризації БПЛА як задача розрізу графа. У [19] запропоновано алгоритм кластеризації на основі залишкової енергії для зв'язку датчика з БПЛА та БПЛА в бездротовій сенсорній мережі (UWSN). Розмір кластера та кількість сенсорних вузлів у кластері визначаються на основі залишкової енергії сенсорних вузлів. Ефективність запропонованого алгоритму оцінюється за допомогою симулятора Matlab. У [20] висвітлено підхід, який є основою для застосування технологій великих даних і штучного інтелекту для підвищення обізнаності про ситуацію або комерційної цінності знань, отриманих із потоку даних від груп БПЛА. Запропоновано моделі оцінювання якості відеоданих з БПЛА, підходи до оснащення різномірних груп БПЛА та показники оцінювання їхніх тактико-технічних характеристик у групі за допомогою програмного середовища Matlab. У [21] використано нейронну мережу до розроблення системи, що здатна навчатися розпізнаванню типу БПЛА за результатами аналізу трафіка, який передається ним на наземну станцію керування. Автором зауважено, що здатність нейронної мережі (НМ) до узагальнення, за достатнього обсягу навчальної вибірки, дозволяє НМ екстраполювати свої знання про відомі види мережевих дій на невідомі види. При цьому вирішальну роль відіграє вибір адекватної архітектури НМ поставленим завданням.

Приклади застосування нейронних мереж в задачах розпізнавання образів наведено у праці [22].

У [23–30] розглянуто застосування різних типів нейронних мереж для розпізнавання та класифікації об'єктів.

Питанням кластеризації та класифікації БПЛА на основі нейронних мереж приділено недостатньо уваги.

Метою статті є розроблення нейронних мереж кластеризації та класифікації ударних БПЛА на

основі алгоритмів штучного інтелекту.

Результати

Завдання кластеризації та класифікації може бути вирішено із застосуванням методів та алгоритмів штучного інтелекту, а саме нейронних мереж.

Розглянемо процес створення, навчання та використання нейронних мереж для розв'язання задач кластеризації та класифікації ударних БПЛА.

1. Формування бази даних ударних БПЛА.

Результати аналізу різних джерел інформації показали, що нині є велика кількість ударних БПЛА, які відрізняються один від одного, наприклад, за такими тактико-технічними характеристиками, як тактичний радіус, маса бойової частини тощо.

У табл. 1 наведено тактико-технічні характеристики 89 ударних БПЛА, що надають країни-партнери, а також ударні БПЛА, які виробляють в Україні.

Ударні БПЛА, які представлено у табл. 1, можуть бути згруповані по класах.

Для визначення класів побудуємо діаграму розподілу ударних БПЛА по тактичному радіусу та масі бойової частини (рис. 1).

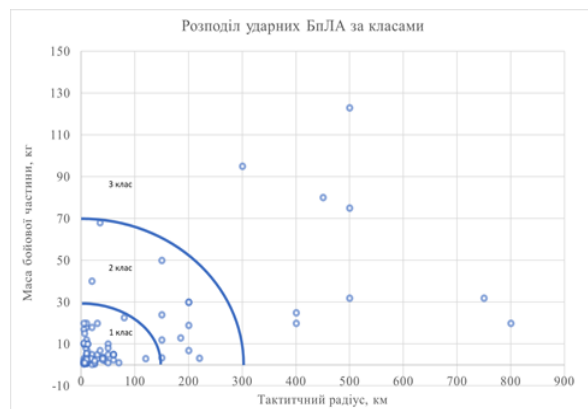


Рисунок 1. Розподіл ударних БПЛА за класами

Результати аналізу досвіду застосування ударних БПЛА починаючи з 2014 року та під час широкомасштабного вторгнення рф в Україну свідчать про те, що за тактичним радіусом та масою бойової частини БПЛА орієнтовно можна поділити на три класи:

до 1-го класу належать ударні БПЛА, які мають тактичний радіус < 140 км, а масу бойової частини < 30 кг;

до 2-го класу – ті, що мають тактичний радіус в інтервалі від 140 до 300 км та масу бойової частини в інтервалі від 30 до 70 кг;

до 3-го класу – БПЛА, тактичний радіус яких – понад 300 км та маса бойової частини понад 70 кг.

Результати розподілу БПЛА внесено до табл. 1.

За результатами аналізу табл. 1 виявлено, що до 1-го класу належать 74 ударних БПЛА, до 2-го класу – 12 ударних БПЛА і до 3-го класу – 3 ударних БПЛА.

Таблиця 1

Тактико-технічні характеристики ударних БПЛА,
що надаються країнами-партнерами та власного виробництва

Назва БПЛА	Avenger 7	Bayraktar TB 2	Bayraktar mini	Mugin-5 PRO	PrimocoUA V One 150	Punisher	Switchblad e 300	Switchblad e 600	Phoenix Ghost	ALTUS-600	PHOLOS II	PPDS	Капа	Falcon Avenger	Luna NG	Warmate
№ п/п	1.	2.	3.	4.	5.	6.	7.	8.	9.	10.	11.	12.	13.	14.	15.	16.
Тактичний радіус, км	3,8	300	20	400	200	45	10	80	40	220	20	60	10	10	150	10
Маса бойової частини, кг	0,5	95	5	25	30	2	5	22,7	3,6	3,17	1	5	2,7	0,79	24	0,8
Клас	1	2	1	2	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	1
Назва БПЛА	Autel EVO II Dual Rugged Bundle V2	Скажений кабан	DefendTex D40	Banshee Jet 80	DJI Mavic 3 Enterprise	ST-35 Грім	RAM II UAS	Мисливець	Пілум	ТУ-141 Стриж	UJ-22 Airborne	Кобра	SkyNetUa	Revenge	Ліотий	AQV-150 Scalpel Heavy
№ п/п	17.	18.	19.	20.	21.	22.	23.	24.	25.	26.	27.	28.	29.	30.	31.	32.
Тактичний радіус, км	25	10	20	200	6	40	30	30	50	500	800	150	150	7	500	10
Маса бойової частини, кг	0,5	1	0,3	7	0,7	3,5	3	5	5	123	20	12	3,5	0,72	32	2,5
Клас	1	1	1	1	1	1	1	1	1	3	2	1	1	1	3	1
Назва БПЛА	Перас	Хрущ	Мольфар	KH-S7	FPV-60	FPV-500	Sticker	Чаклун-К	Спис	Відсіч	Стен-2	Гекса	R-18	Лазар	Кажан Е620	Кажан Е630
№ п/п	33.	34.	35.	36.	37.	38.	39.	40.	41.	42.	43.	44.	45.	46.	47.	48.
Тактичний радіус, км	10	20	10	7	60	500	40	10	60	40	5	10	5	10	10	30
Маса бойової частини, кг	1	2,7	1	1	2,5	75	2,5	1,2	5	3	10	18	17	5	12	20
Клас	1	1	1	1	1	3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Назва БПЛА	Великий Бандерик	Surpriser	Гетьман Сірко	NEMESIS ВМН	DORA	SkyKnight 2	ВЕРБА	Оса	Shrike	Lucky Strike	VİY	Джміль-4.5.0	PEREMOHA	Колібри	Saker Scout	Thor
№ п/п	49.	50.	51.	52.	53.	54.	55.	56.	57.	58.	59.	60.	61.	62.	63.	64.
Тактичний радіус, км	8	10	5	7	12	8	5	8	7	4	18	5	8	6	10	35
Маса бойової частини, кг	8	20	20	10	10	2,5	3	3,3	10	1,6	3	1	1,5	1	3	7
Клас	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Назва БПЛА	Backfire	AQ 400 Scythe	DJI Matrix 300 RTK	PD-2	АН-БК-1 Горлиця	Revolver 860	Jump 20	Malloy Aeronautics T150	Bivoj	Primoco UAV One 150	Гегнальф-К	Vampire	Magura UA	Black Widow	HEAVY SHOT	D-80 Discovery
№ п/п	65.	66.	67.	68.	69.	70.	71.	72.	73.	74.	75.	76.	77.	78.	79.	80.
Тактичний радіус, км	10	750	50	200	150	20	185	35	60	200	25	6	11	12	20	450
Маса бойової частини, кг	5,5	32	1	19	50	18	13	68	5	30	3	15	6,8	10	40	80
Клас	1	2	1	2	2	1	1	2	1	1	1	1	1	1	1	2
Назва БПЛА	Suraq Corvo PPDS	E-300 Enterprise	Hawk	UJ-26 Бобер	NEM-600 (Nemesis)	Довбуш Т-20	Котигорошко	Інквізітор	Ельф	-	-	-	-	-	-	-
№ п/п	81.	82.	83.	84.	85.	86.	87.	88.	89.	90.	91.	92.	93.	94.	95.	96.
Тактичний радіус, км	120	450	25	400	50	25	6	50	70	-	-	-	-	-	-	-
Маса бойової частини, кг	3	300	1	20	10	2	1	8	1	-	-	-	-	-	-	-
Клас	1	2	1	2	1	1	1	1	1	-	-	-	-	-	-	-

2. Вибір архітектури нейронної мережі кластеризації ударних БПЛА.

Для того, щоб здійснити розподіл БПЛА за класами, застосуємо процедуру кластеризації.

У цій задачі кластеризації нейронна мережа буде групувати дані за подібністю – масою бойової частини та тактичним радіусом ударних БПЛА.

Для кластеризації ударних БПЛА за допомогою нейронної мережі необхідно створити і навчити мережу, а також оцінити її ефективність за допомогою різноманітних інструментів візуалізації (додаток Clustering у пакеті прикладних програм MATLAB).

Для кластеризації ударних БПЛА виберемо нейронну мережу типу SELFORGMAP (самоорганізуючі карти), яка складається з шару нейронів, що може класифікувати набір даних векторів з будь-якою розмірністю на стільки класів, скільки нейронів має шар.

Нейрони розташовані у двовимірній топології, що дозволяє шару формувати представлення розподілу та двовимірну апроксимацію топології набору даних.

Навчання мережі проведемо за допомогою пакетного алгоритму self-organizing map, SOM (trainbu, learnsomb).

Самоорганізуючі карти навчаються кластеризувати дані на основі подібності, топології, з перевагою призначення однакової кількості екземплярів кожному класу.

Вхідними даними є матриця 2x89 зі статичними даними.

Обрана кількість нейронів у самоорганізованій двошаровій карті – 4.

Кожен шар має вагову матрицю \vec{W} , вектор зміщення \vec{b} і вихідний вектор \vec{y} .

Отже, нейронна мережа з двома входами та 4 виходами здійснює поділ на класи.

Кількість ітерацій – 200.

Архітектуру нейронної мережі наведено на рис. 2.

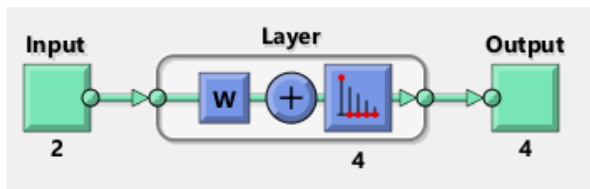


Рисунок 2. Архітектура нейронної мережі кластеризації ударних БПЛА (NN SOM FPV UAVs)

3. Кластеризація ударних БПЛА.

Результати аналізу даних щодо ударних БПЛА (табл. 1) за допомогою нейронної мережі SELFORGMAP ударних БПЛА (NN SOM FPV UAVs) продемонстровано на рис. 3 та рис. 4.

На рис. 3 зображено розподіл ударних БПЛА за масою бойової частини та тактичним радіусом.

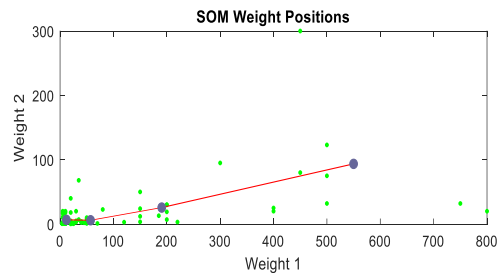


Рисунок 3. Графік розподілу ударних БПЛА за масою бойової частини та тактичним радіусом

На рис. 4 показано, як на самоорганізованій карті організуються зв'язки між сусідніми нейронами. За допомогою функції plotsomnc(net) будемо шар самоорганізованої карти (SOM), де блакитним кольором показані нейрони та зв'язки між ними (червоні лінії). NN SOM FPV UAVs підтримує топологію hextop, яка створює набір нейронів у вигляді гексагонального шаблону (тобто нейрони розташовуються у гексагональному порядку).

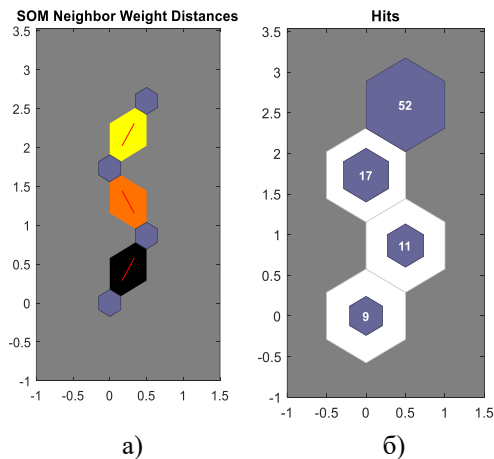


Рисунок 4. Діаграми розподілу ударних БПЛА: а) за кластерами та б) за кількістю БПЛА

На рис. 4 видно, що ударні БПЛА більше групуються у кластері жовтого кольору, що відповідає 1-му класу, менше згруповані у кластері помаранчевого кольору, що відповідає 2-му класу, а інші згруповані у кластері чорного кольору, що відповідає 3-му класу.

Таким чином, до 1-го класу належать 69 БПЛА, до 2-го – 11 БПЛА та 3-го – 9 БПЛА.

У подальшому це дозволить використовувати створену нейронну мережу кластеризації ударних БПЛА (NN SOM FPV UAVs) для їхнього розподілу на класи.

4. Вибір архітектури нейронної мережі для класифікації ударних БПЛА.

У пакеті прикладних програм MATLAB було розроблено нейронну мережу класифікації ударних БПЛА за їхніми тактико-технічними характеристиками.

Підготовка даних. Дані для задачі класифікації ударних БПЛА налаштовуються для нейронної

мережі завдяки організації даних у дві матриці: вхідну матрицю $X(p)$ і цільову матрицю $T(y)$.

Для проведення дослідження було використано табл. 1, яка містить тактико-технічні характеристики, а саме: тактичний радіус та масу бойової частини, 89 ударних БпЛА та дані щодо їхнього розподілу за класами.

Для більшої навченості нейронної мережі класифікації ударних БпЛА було створено вибірку із 353 ударних БпЛА шляхом масштабування табл. 1.

Оскільки в табл. 1 наведено дві характеристики ударних БпЛА, то будуватимемо нейронну мережу з двома входами:

- 1-ий вхід – тактичний радіус ударного БпЛА;
- 2-ий вхід – маса бойової частини ударного БпЛА.

Крім того, оскільки ударні БпЛА будемо групувати по трьох класах, то нейронна мережа матиме 3 виходи.

Як відомо, двошарові нейронні мережі прямого зв'язку, які мають один прихований шар нейронів, можуть розв'язувати задачу класифікації за наявності достатньої кількості нейронів у прихованому шарі.

Тому класифікацію БпЛА за масою бойової частини та тактичним радіусом будемо здійснювати на основі двошарової мережі прямого зв'язку із сигмовидною функцією активації нейронів у прихованому шарі та лінійними зв'язками між нейронами у вихідному шарі.

Для вибору кількості нейронів у прихованому шарі було вивчено залежність навченості нейронної мережі від кількості нейронів (рис. 5).

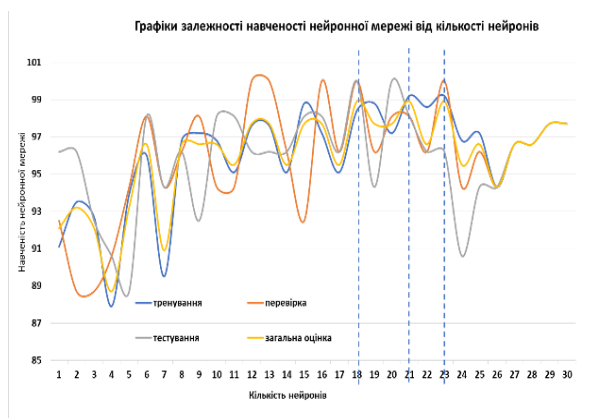


Рисунок 5. Графіки залежності навченості нейронної мережі класифікації ударних БпЛА від кількості нейронів

У результаті аналізу графіків з'ясувалось, що найбільшою загальною навченістю нейронної мережі (жовта лінія) є тоді, коли прихований шар має 18, 21 та 23 нейрони. Тому з метою зменшення складності обчислень для прихованого шару виберемо 18 нейронів.

Зв'язок між нейронами (у нашому випадку їх 18) у прихованому шарі здійснюється за допомогою функції tansig , у вихідному шарі – з використанням функції lin . Сигмоподібні вихідні

нейрони використовуються для вирішення проблем розпізнавання образів, а лінійні вихідні нейрони – для налаштування функцій [31].

Така мережа прямого зв'язку має один або декілька прихованих шарів (у конкретному випадку – два шари) сигмоподібних нейронів, за якими йде вихідний шар лінійних нейронів.

Як відомо, рівняння нейрона зі зміщенням має вигляд:

$$\vec{y} = f(W\vec{p} + \vec{b}), \quad (1)$$

де W – матриця вагових коефіцієнтів нейронної мережі;

$\vec{b} = (b_i)$ – вектор зміщення, що містить налаштовувані параметри нейронів, які не є входом, $i = \overline{1, 10}$;

$$\vec{p} = \begin{pmatrix} p_1 \\ p_2 \end{pmatrix} - \text{вхідний вектор-стовпець, який}$$

містить тактико-технічні характеристики ударних БпЛА;

p_1 – тактичний радіус ударного БпЛА;

p_2 – маса бойової частини ударного БпЛА.

$\vec{y} = (y_1, y_2, y_3)$ – вектор виходу нейронної мережі;

y_i – i -ий клас ударного БпЛА.

У загальному випадку, елемент вхідного вектора \vec{p} з'єднаний з кожним входом нейрона через вагову матрицю W .

Нейронна мережа для класифікації ударних БпЛА має два шари нейронів: прихований та вихідний (рис. 6).

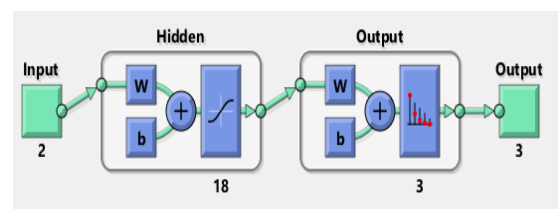


Рисунок 6. Архітектура нейронної мережі класифікації ударних БпЛА

Для першого, прихованого, шару нейронів можна записати таке рівняння:

$$\vec{y}^{(1)} = f_1(W^{(1)}\vec{p} + \vec{b}^{(1)}), \quad (2)$$

де $W^{(1)}$ – матриця вагових коефіцієнтів прихованого шару нейронної мережі;

$\vec{b}^{(1)}$ – вектор зміщення, який містить налаштовувані параметри нейронів прихованого шару;

\vec{p} – вхідний вектор, який містить тактико-технічні характеристики ударних БпЛА;

$\vec{y}^{(1)}$ – вектор виходу прихованого шару нейронної мережі.

Для другого вихідного шару нейронів можна записати таке рівняння:

$$\vec{y} = f_2(W^{(2)}\vec{y}^{(1)} + \vec{b}^{(2)}), \quad (3)$$

де $W^{(2)}$ – матриця вагових коефіцієнтів прихованого шару нейронної мережі;

$\vec{b}^{(2)}$ – вектор зміщення, який містить налаштовувані параметри нейронів прихованого шару;

\vec{y} – вектор виходу нейронної мережі.

Якщо підставити (2) у рівняння (3), то отримаємо:

$$\vec{y} = f_2[W^{(2)}f_1(W^{(1)}\vec{p} + \vec{b}^{(1)}) + \vec{b}^{(2)}]. \quad (4)$$

Оскільки функцією активації для прихованого шару є функція $f_1 = \text{tansig}$, а для вихідного шару – $f_2 = \text{lin}$, то можна переписати рівняння (4) таким чином:

$$\vec{y} = \text{lin}[W^{(2)} \tan \text{sig}(W^{(1)}\vec{p} + \vec{b}^{(1)}) + \vec{b}^{(2)}]. \quad (5)$$

Розподілимо базу даних ударних БпЛА на набори для навчання, перевірки та тестування.

Навчальний набір використовується для навчання нейронної мережі. Навчання триває до того часу, поки мережа продовжує покращувати набір перевірки.

Навчання нейронної мережі можна розглядати як розв'язання оптимізаційної задачі. Її метою є мінімізація функції похибок на цій вибірці шляхом вибору значень ваг W . Через нелінійність функції активації отримана поверхня в загальному випадку буде дуже складною, з мінімумами та сідловими точками тощо.

Тестовий набір забезпечує абсолютно незалежне оцінювання точності класифікації нейронною мережею ударних БпЛА.

Отже, формуємо дані, створюємо та навчаємо нейронну мережу, а також оцінюємо її продуктивність за допомогою середньоквадратичної похибки та регресійного аналізу.

Із 353 зразків БпЛА, 247 (70%) – навчання; 53 (15%) – перевірка; 53 (15%) – тестування (рис. 7).

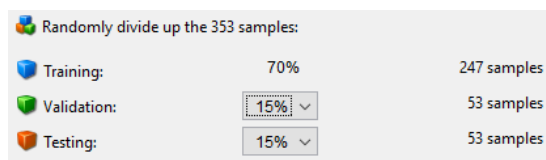


Рисунок 7. Розподіл бази даних ударних БпЛА

Навчання нейронної мережі здійснювалось за допомогою алгоритму Левенберга-Марквардта [31].

Основне застосування алгоритму Левенберга-Марквардта полягає в задачі допасовування кривої методом найменших квадратів: для заданого набору m емпіричних пар (x_i, y_i) незалежних і залежних змінних знайти параметри β модельної кривої $f(x, \beta)$ так, щоб сума квадратів відхилень було зведено до мінімуму:

$$\hat{\beta} \in \arg \min_{\beta} S(\beta) \equiv \arg \min_{\beta} \sum_{i=1}^m [y_i - f(x_i, \beta)]^2. \quad (6)$$

Алгоритм Левенберга-Марквардта є ітераційною процедурою. Щоб почати мінімізацію, необхідно надати початкове припущення для вектора параметрів β .

Алгоритм Левенберга-Марквардта призначений для оптимізації параметрів нелінійних регресійних моделей.

Критерієм оптимізації є середньоквадратична похибка моделі на навчальній вибірці.

Алгоритм полягає в послідовному наближенні заданих початкових значень параметрів до шуканого локального оптимуму.

Алгоритм відрізняється від методу спряжених градієнтів тим, що використовує матрицю Якобі моделі, а не градієнт вектора параметрів.

Від алгоритму Гаусса-Ньютона цей алгоритм відрізняється тим, що використовує параметр регуляризації.

Постановка задачі. Задано регресійну множину пар $D = \{(x_n, y_n)\}_{n=1}^N$ вільної змінної

$x \in R^N$ та залежної змінної $y \in R^N$. Задано регресійну модель – функцію $f(\omega, x_n)$, яка безперервно диференціюється в області $W \times X$.

Потрібно знайти таке значення вектора параметрів ω , яке б доставляло локальний мінімум функції похибки:

$$E_D = \sum_{n=1}^N (y_n - f(\omega_n, x_n))^2. \quad (7)$$

Опис алгоритму. Перед початком роботи алгоритму задається початковий вектор параметрів $\vec{\omega}$. На кожному кроці ітерації цей вектор замінюється на вектор $\vec{\omega} + \Delta \vec{\omega}$. Для оцінювання приросту $\Delta \vec{\omega}$ використовується лінійне наближення функції:

$$f(\vec{\omega} + \Delta \vec{\omega}, x) - f(\vec{\omega}, x) \approx J \Delta \vec{\omega},$$

де J – якобіан функції $f(\omega, x_n)$ у точці ω .

$(N \times R)$ – матрицю J можна представити у вигляді:

мережі класифікації ударних БПЛА становить 98,9%.

$$J = \begin{bmatrix} \frac{\partial x(\omega, x_1)}{\partial \omega} & \dots & \frac{\partial x(\omega, x_1)}{\partial \omega_R} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial x(\omega, x_N)}{\partial \omega_1} & \dots & \frac{\partial x(\omega, x_N)}{\partial \omega_R} \end{bmatrix}. \quad (8)$$

Тут вектор параметрів $\omega = [\omega_{1\dots}, \omega_R]^T$.

Приріст $\Delta\omega$ у точці ω , що доставляє мінімум E_D , дорівнює нулю. Для знаходження наступного значення приросту $\Delta\omega$ прирівнюємо до нуля $\partial E_D / \partial \omega$ (вектор часткових похідних E_D по ω). Для цього (7) представимо у вигляді:

$$E_D = |y - f(\omega + \Delta\omega)|^2, \quad (9)$$

де $y = [y_{1\dots}, y_R]^T$;

$$f(\omega + \Delta\omega) = [f(\omega + \Delta\omega, x_1), \dots, f(\omega + \Delta\omega, x_N)]^T.$$

Перетворюючи вираз (2)

$$\begin{aligned} |y - f(\omega + \Delta\omega)|^2 &= (y - f(\omega + \Delta\omega))^T (y - f(\omega + \Delta\omega)) = \\ &= f^T(\omega + \Delta\omega) f(\omega + \Delta\omega) - 2y^T f(\omega + \Delta\omega) + y^T y \end{aligned}$$

і диференціюючи його, отримаємо:

$$\frac{\partial E_D}{\partial \omega} = (J^T J) \Delta\omega - J^T (y - f(\omega)) = 0. \quad (10)$$

Таким чином, щоб знайти значення $\Delta\omega$ потрібно розв'язати систему лінійних рівнянь:

$$\Delta\omega = (J^T J)^{-1} J^T (y - f(\omega)). \quad (11)$$

Марквардт увів параметр регуляризації $\lambda \geq 0$,

$$\Delta\omega = (J^T J + \lambda I)^{-1} J^T (y - f(\omega)), \quad (12)$$

де I – одинична матриця.

Цей параметр призначається на кожній ітерації алгоритму.

Якщо значення похибки E_D зменшується швидко, мале значення λ зводить цей алгоритм до алгоритму Гаусса-Ньютона.

Алгоритм зупиняється в тому випадку, якщо приріст $\Delta\omega$ у подальшій ітерації менший за задане значення, або якщо параметри ω становлять похибку E_D , що є меншою за задану величину.

Значення вектора $\bar{\omega}$ на останній ітерації вважається шуканим.

На рис. 8 видно, що нейронна мережа класифікації ударних БПЛА була навчена з точністю 99,2%, перевірена і протестована з точностями – 98,1%, а загальна точність нейронної



Рисунок 8. Матриці похибок під час навчання, перевірки і тестування нейронної мережі класифікації ударних БПЛА

Результати навчання мережі наведено на рис. 9-10.

На рис. 9 представлено матрицю похибок.

Матриця похибок показує відсоток правильних і неправильних класифікацій. Правильною класифікацією є зелені квадрати на діагоналі матриць. Неправильні класифікації утворюють червоні квадрати. Якщо нейронна мережа навчилася правильно класифікувати, відсотки в червоних квадратах мають бути дуже малими, що вказує на незначну кількість неправильних класифікацій [31].

Якщо це не так, то доцільним буде подальше навчання або навчання мережі з більшою кількістю нейронів у прихованому шарі нейронів.

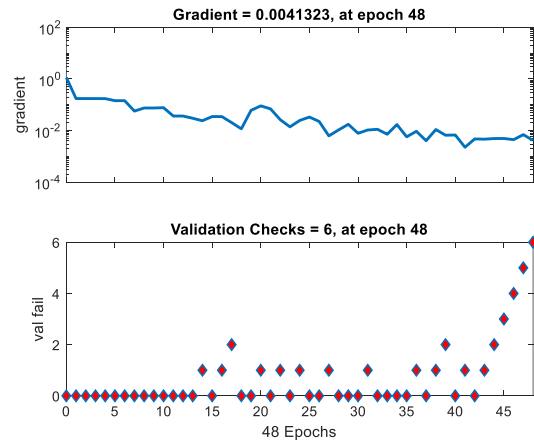


Рисунок 9. Перевірка дійсності градієнтів або якобіанів

Під час розв'язання задачі оптимізації виконують обчислення перших похідних цільових і нелінійних функцій обмежень, а за допомогою функції `checkGradients` здійснюється перевірка запрограмованих похідних. Крім того, здійснюється перевірка, чи правильно обчислюється градієнт поблизу випадкової початкової точки [31]–[33].

На рис. 9 показано результати оцінювання градієнта цільової функції та якобіанів.

На рис. 10 наведено гістограму похибок між цільовими значеннями та прогнозованими значеннями після навчання нейронної мережі класифікації БПЛА.

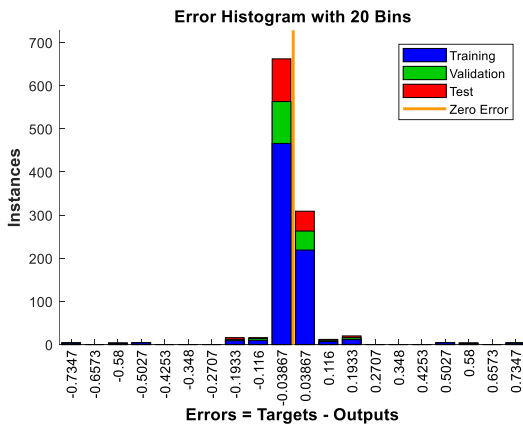


Рисунок 10. Гістограма похибок

Значення похибки 0,03868 вказує на найкращу продуктивність мережі. Оскільки похибки близькі до нуля, то нейронна мережа класифікації ударних БПЛА моделює добре.

На рис. 11 чотири графіки представляють дані навчання, перевірки та тестування нейронної мережі класифікації ударних БПЛА.

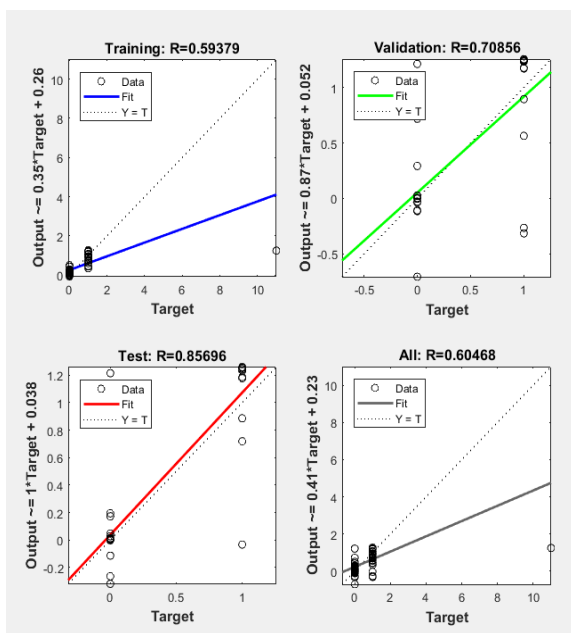


Рисунок 11. Дані навчання, перевірки та тестування нейронної мережі класифікації БПЛА

Пунктирна лінія на кожній діаграмі представляє оптимальний результат.

Суцільна лінія – лінія лінійної регресії, яка найкраще підходить між результатами та цільовими показниками.

Значення R є показником зв'язку між результатами та цілями. Якщо $R = 1$, це означає, що є точний лінійний зв'язок між результатами та цільовими показниками. Якщо R близьке до нуля, тоді немає лінійної залежності між виходами та цільовими показниками.

Проаналізувавши графіки на рис. 11, з'ясуємо, що вони мають значення, ближчі до $R=1$.

Графік зміни значення цільової функції за епохами – циклами навчання наведено на рис. 12.

Серед параметрів навчання задано:

`goal` – максимально припустиме значення цільової функції;

`epochs` – максимальна припустима кількість циклів навчання мережі;

`show` – крок виведення на екран інформації про навчання мережі, задається у циклах навчання.

Графік вказує ітерацію, на якій ефективність перевірки досягла мінімуму [32]– [33].

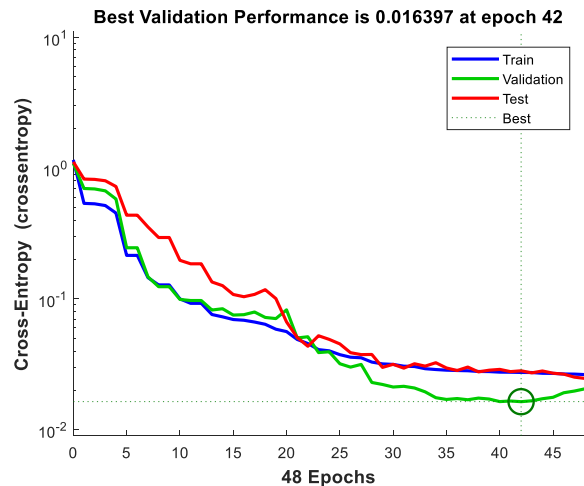


Рисунок 12. Графік зміни значення цільової функції у процесі навчання

На рис. 12 видно, що на 42-ій ітерації досягнуто локального мінімуму цільової функції.

Таким чином, згортовка нейронна мережа класифікації ударних БПЛА (CNN FPV UAVs) може бути застосована для класифікації ударних БПЛА з різними значеннями параметрів тактичного радіуса та маси бойової частини.

Для перевірки роботи CNN FPV UAVs було взято довільний набір ударних БПЛА з характеристиками, які наведено у табл. 2.

Результати роботи CNN FPV UAVs представлено в четвертому рядку табл. 2.

За результатами аналізу фактичних даних та даних, які отримано з використанням CNN FPV UAVs, показують 100% збіг класів ударних БПЛА.

Тактико-технічні характеристики довільного набору ударних БПЛА

№ п/п	Назва БПЛА	FPV-1	FPV-2	FPV-3	FPV-4	FPV-5	FPV-6	FPV-7	FPV-8	FPV-9	FPV-10
1	Тактичний радіус, км	3,8	300	20	200	45	150	400	500	500	500
2	Маса бойової частини, кг	0.5	95	5	30	2	24	25	123	32	75
3	Клас (фактичний)	1	2	1	2	1	2	2	3	3	3
4	Клас (нейронна мережа)	1	2	1	2	1	2	2	3	3	3
5	Збіг	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+

Обговорення

У роботі показано, що для розв'язання задач кластеризації та класифікації ударних БПЛА може бути застосовано нейронні мережі.

Процес створення та навчання нейронної мережі складається з таких етапів:

1. Формування бази даних.
2. Вибір архітектури нейронної мережі.
3. Навчання нейронної мережі.
4. Оцінювання результатів навчання.
5. Використання нейронної мережі.

Для розв'язання задачі кластеризації ударних БПЛА може бути обрано нейронну мережу типу SELFORGMAP (самоорганізуючі карти), яка складається з шару нейронів і може класифікувати набір даних векторів з будь-якою розмірністю на стільки класів, скільки нейронів має шар.

NN SOM FPV UAVs підтримує топологію hexтор, яка створює набір нейронів у вигляді гексагонального шаблону (тобто нейрони розташовуються у гексагональному порядку). При цьому у загальному випадку ми можемо застосувати різні топології для початкового розташування нейронів за допомогою функцій gridtor, hexтор та randtor.

Спираючись на результати аналізу залежності точності кластеризації від кількості нейронів у прихованому шарі, можна стверджувати, що NN SOM FPV UAVs має найкращу точність при 18 нейронах у прихованому шарі.

Кластеризація ударних БПЛА, які наведено у табл. 1, показала, що ці ударні БПЛА може бути поділено на 4 кластери. При цьому, за кількістю БПЛА у кожному кластері та з урахуванням діаграми на рис. 1, можна дійти висновку про те, що:

- 1-ий та 2-ий кластери може бути об'єднано в 1-ий клас ударних БПЛА;
- 3-ій кластер – у 2-ий клас ударних БПЛА;
- 4-ий клас – у 3-ій клас ударних БПЛА.

Отже, за довільним набором тактико-технічних характеристик ударних БПЛА, за допомогою NN SOM FPV UAVs можна їх класифікувати (віднести до 1-го, 2-го та 3-го класів).

Результати аналізу досвіду застосування ударних БПЛА починаючи з 2014 року та під час широкомасштабного вторгнення рф в Україну свідчать про те, що за тактичним радіусом та масою бойової частини БПЛА орієнтовно можна поділити на три класи:

до 1-го класу належать ударні БПЛА, які мають тактичний радіус < 140 км, а масу бойової частини < 30 кг;

до 2-го класу – ті, що мають тактичний радіус в інтервалі від 140 до 300 км та масу бойової частини в інтервалі від 30 до 70 кг;

до 3-го класу – БПЛА, тактичний радіус яких – понад 300 км та маса бойової частини понад 70 кг.

Для розв'язання задачі класифікації ударних БПЛА обрано CNN FPV UAVs.

Навчання CNN FPV UAVs здійснювалось за допомогою алгоритму Левенберга-Марквардта на наборі даних, який наведено у табл. 1. Критерієм оптимізації є середньоквадратична похибка моделі на навчальній вибірці. Алгоритм полягає в послідовному наближенні заданих початкових значень параметрів до шуканого локального оптимуму.

За результатами навчання нейронна мережа класифікації ударних БПЛА була навчена з точністю 99,2%, перевірена і протестована з точностями – 98,1%, а загальна точність нейронної мережі класифікації ударних БПЛА становила 98,9%.

При цьому результати аналізу гістограми похибок між цільовими значеннями та прогнозованими значеннями після навчання нейронної мережі класифікації ударних БПЛА свідчать про те, що значення похибки становить 0,03868. Оскільки похибки близькі до нуля, то навчена нейронна мережа здійснює класифікацію ударних БПЛА добре.

Перевірка роботи CNN FPV UAVs на довільному наборі ударних БПЛА (табл. 2) показала 100% збіг класів фактичних ударних БПЛА та даних, які отримані з використанням CNN FPV UAVs.

Висновки

Таким чином, для кластеризації та класифікації ударних БПЛА може бути застосовано NN SOM FPV UAVs та CNN FPV UAVs.

Напрямом подальшого дослідження може бути створення нейронних мереж для кластеризації та класифікації об'єктів групових цілей, а також для розв'язання задачі розподілу неоднорідного рою ударних БПЛА по об'єктах нестационарної неоднорідної групової цілі.

Ознайомлення з матеріалами, що подані у статті, може бути корисним для наукових та науково-педагогічних працівників у галузі

математичного моделювання складних систем воєнного призначення, а також для здобувачів вищої освіти (курсантів, студентів, слухачів та ад'юнктів), які вивчають зазначені питання.

Список використаних джерел

1. Погудіна О. К. та ін. Методологія формування інтелектуальної складової агентної системи рою безпілотних літальних апаратів. Моногр. Харків. НАУ ім. М. С. Жуковського "ХАГ". 2021. 219 с.
2. Аврунін О. Г., Владов С. І., Петченко М. В., Семенець В. В., Татарінов В. В., Тельнова Г. В., Філатов В. О., Шмельов Ю. М., Шушляпіна Н. О. Інтелектуальні системи автоматизації. Моногр. Кременчук. Вид-во "НОВАБУК". 2021. 322 с.
3. Методи та системи штучного інтелекту. Навч. посіб. для студентів напряму підготовки 6.050101 "Комп'ютерні науки". Уклад. А. С. Савченко, О. О. Синельников. Київ. НАУ. 2017. 190 с.
4. Порохова О. Є. Сутність і проблематика штучного інтелекту. Одеса. 2019. 30 с.
5. Нікітіна Л. О., Нікітін С. О. Моделі та методи штучного інтелекту у комп'ютерних іграх. Харків. "Друкарня Мадрид". 2018. 102 с.
6. Методи та системи штучного інтелекту. Навч. пос. Укл. Д. В. Лубко, С. В. Шаров. Мелітополь. ФОП Однорог Т. В. 2019. 264 с.
7. Шевченко А. І., Агарков А. В., Азаренко Д. С., Герасимов І. Г., Дорохіна Г. В., Іванова С. Б., Ніценко А. В., Шелепов В. Ю. Проблеми штучного інтелекту. Аналіз та синтез комунікаційної інформації. Моногр. ІПШІ МОН України і НАН України. Донецьк. ІПШІ "Наука і освіта". 2014. 212 с.
8. Методи та системи штучного інтелекту. Навч. пос. для студентів спеціальності 122 "Комп'ютерні науки". Уклад. І. М. Удовик, Г. М. Коротенко, Л. М. Коротенко, В. О. Трусов, А. Т. Харь. Дніпро. Державний ВНЗ "Національний гірничий університет". 2017. 105 с.
9. Залужний В. Ф., Шаптала С. О., Коваль В. В., Назаров В. М. Роботизовані системи військового призначення наземного, повітряного та морського базування. Довідн. За заг. ред. проф. Р. В. Грищука. Київ. ЦНДІ ЗС України. 2023. 96 с.
10. Zhikai Yang. The development and application of UAV intelligent machine learning system based on artificial intelligence. DOI: 10.56028/aehtsr.6.1.140.2023.
11. Pyles Mrad, Lutfi Samara, Alaa Awad Abdellatif. Federated Learning for UAV Swarms Under Class Imbalance and Power Consumption Constraints. URL: file:///C:/Users/User/Downloads/Federated_Learning_for_UAV_Swarms_Under_Class_Imba%20(1).pdf.
12. Лупандін В. А., Мегельбей Г. В., Мацько О. Й. Основні тенденції створення та застосування груп безпілотних літальних апаратів. Наука і техніка Повітряних Сил Збройних Сил України. 2019. № 2 (35). С. 88–96.
13. Харченко О., Артюшин Л., Кононов О. Перспективи реалізації спільного застосування безпілотних літальних апаратів. DOI: <https://doi.org/10.54858/dndia.2022-18-1>.
14. Артюшин Л. М., Кононов О. А., Герасименко В. В., Наусенко Б. Ю. Метод вибору варіанта реалізації групового застосування безпілотних літальних апаратів. Сучасні інформаційні технології у сфері безпеки та оборони. Київ. НУОУ. 2022. № 1 (43). С. 48–59.
15. Шовкошитний І. І., Василенко О. А. Проблемні питання ройового застосування ударних безпілотних літальних апаратів. Сучасні інформаційні технології у сфері безпеки та оборони. Наук. журн. Нац. ун-т оборони України. Київ. 2023. Т. 48. № 3. С. 27–34.
16. Компанієць О. М., Клошніков І. М., Дмитрієв А. Г. Комплексний аналіз впливу факторів на ефективність управління роями безпілотних літальних апаратів. Системи озброєння і військова техніка. 2023. № 3 (75). С. 66–70. <https://doi.org/10.30748/soivt.2023.75.08>.
17. Стратегія Повітряних Сил 2035. Вінниця. КПС ЗС України. 2020. 40 с.
18. Gepeng Zhu, Haipeng Yao, Tianle Mai, Song Guo. Fission Spectral Clustering Strategy For UAV Swarm Networks. 2024. URL: <http://surl.li/rzclif>.
19. Sabitri Poudel, Sangman Moh, Jian Shen. Residual energy-based clustering in UAV-aided wireless sensor networks for surveillance and monitoring applications. 2022. DOI: 10.20517/jsss.2020.23. URL: <http://surl.li/rzdat>.
20. Vyacheslav Korolyov, Maksim Ogurtsov, Alexander Khodzinsky. Statement of the problem of complete set of UAV group on the basis of models of granular calculations and fuzzy logic. Cybernetics and Computer Technologies. 2021. P. 25–38. URL: <https://doi.org/10.34229/2707-451X.21.2.3>
21. Андрій Іващенко. Інформаційне та програмне забезпечення системи ідентифікації безпілотних літальних апаратів. Кваліф. робота бакалавра. Суми. Сумський держ. ун-т. 2022. URL: chrome-extension://efaidnbmnnnibpcajpcglclefindmkaj/https://essuir.sumdu.edu.ua/bitstream-download/123456789/88897/1/Ivashchenko_bac_rob.pdf
22. Оганезов А. Л. Применение нейронных сетей в задачах распознавания образов. Автореферат дисс. ... канд. физ.-мат. наук: 05.13.11. Тбилиси. 2006. 20 с.
23. Перепелицин С. О. Система захисту від загроз удару БпЛА із використанням блоків нейромережевого аналізу. Наукоємні технології. 2020. № 1 (45). DOI: 10.18372/2310-5461.45.14579.
24. Дзелендзяк У. Ю., Пазинюк М. Ю. Система виявлення літальних апаратів на основі аналізу звукових сигналів. COMPUTER SYSTEMS AND NETWORKS. Vol. 5. No. 1. 2023. DOI: <https://doi.org/10.23939/csn2023.01.029>.
25. Ясенко Л. С., Соболев В. В., Солодчук М. О., Алексєєв С. В. Особливості створення бази даних для перевірки нейронних мереж обробки зображень, що були отримані з безпілотних авіаційних комплексів. II науково-технічна конференція Державного науково-дослідного інституту випробувань і сертифікації ОВТ. 28.09.2023. С. 351–352.
26. Приставка П., Чолишкіна О., Козачук О., Яременко Д. Нейромережева автоматизація наповнення набору даних аерофотозйомки. Інформаційні технології та суспільство. 2022. 2 (4), 88–99. URL: <https://doi.org/10.32689/maup.it.2022.2.12>
27. Guoxiang Li, Xuejun Wang, Yun Li, Zhitian Li. Adaptive Clustering Object Detection Method for UAV Images Under Long-tailed Distributions. Information Technology and Control Vol. 52. №. 4. 2023. Pp. 1025–1044. DOI 10.5755/j01.itc.52.4.33460.
28. Голенко М. Ю., Іванов Д. І., Єфіменко А. А., Вороніков В. В. Аналіз методів розпізнавання об'єктів та компресії зображень під час аерофотозйомки з безпілотних літальних апаратів. Держ. ун-т "Житомирська політехніка". DOI: [https://doi.org/10.26642/ten-2023-1\(91\)-146-155](https://doi.org/10.26642/ten-2023-1(91)-146-155).
29. Огляд методів розпізнавання об'єктів на аерофотознімках. Y.Chen, Z.Lin, X.Zhao and other. Frontiers of Computer Science. 2017. № 11. С. 1021–1034.
30. Москаленко Ю. В. Методи розпізнавання за діагностичним сигналом на основі гібридних нейронних мереж. Дис. ... доктора філософії : 122. Київ. 2020. 175 с.
31. Howard Demuth, Mark Beale Neural network toolbox for use with MATLAB. URL: chrome-extension://efaidnbmnnnibpcajpcglclefindmkaj/http://cda.psych.uuc.edu/matlab_pdf/nnet.pdf.
32. Навчання машин та штучний інтелект. Метод.

вказівки до виконання лабораторних робіт з дисципліни “Технології програмування” для студентів напряму 163 “Біомедична інженерія” для всіх форм навчання. Уклад. М. В. Верескун. Маріуполь. ПДТУ. 2019. 61 с.

33. Довідник з MATLAB. Електронний навч. пос. з курсового і дипломного проектування. Київ. НТУУ “КПІ”. 2013. 132 с.

¹**Yurii Husak** (Doctor of Military Sciences, Professor)

<https://orcid.org/0000-0002-3423-2112>

²**Olha Vasylenko**

<https://orcid.org/0000-0003-2633-0131>

¹*The National Defence University of Ukraine, Kyiv, Ukraine*

²*Central Research Institute of the Armed Forces of Ukraine, Kyiv, Ukraine*

THE CLUSTERING AND CLASSIFICATION OF STRIKE UNMANNED AERIAL VEHICLES BASED ON NEURAL NETWORKS

The article shows that artificial intelligence methods, namely neural networks, can be used to solve the problems of clustering and classification of strike UAVs. The process of creating and training a neural network consists of 5 stages: 1) database formation; 2) selection of the neural network architecture; 3) training of the neural network; 4) evaluation of the training results; 5) use of the neural network. To solve the problem of clustering strike UAVs, a neural network of the SELFORGMAP type (self-organizing maps) can be chosen, which consists of a layer of neurons and can classify a data set of vectors with any number of dimensions. The results of the analysis of the dependence of clustering accuracy on the number of neurons in the hidden layer showed that the neural network for clustering UAVs NN SOM FPV UAVs has the best accuracy with 18 neurons in the hidden layer. The clustering of strike UAVs showed that they can be divided into 4 clusters. At the same time, according to the number of UAVs in each cluster, they can be grouped into 3 classes.

Based on the results of the analysis of the experience of using strike UAVs since 2014 and during the large-scale invasion of Ukraine by the Russian Federation, it was found that UAVs can be roughly divided into three classes according to the tactical range and weight of the warhead: class 1 includes strike UAVs with a tactical range of < 140 km and a warhead weight of < 30 kg; class 2 includes those with a tactical range of 140 to 300 km and a warhead weight of 30 to 70 kg; class 3 includes UAVs with a tactical range of over 300 km and a warhead weight of over 70 kg. To solve the problem of classifying strike UAVs, a convolutional neural network FPV UAVs was chosen.

The training of the FPV UAVs CNN was carried out using the Levenberg-Marquardt algorithm. According to the training results, the neural network for classifying strike UAVs was trained with an accuracy of 99.2%, verified and tested with an accuracy of 98.1%, and the overall accuracy of the neural network for classifying strike UAVs was 98.9%. The results of analyzing the error histogram between the target values and the predicted values after training the UAV classification neural network show that the error value is 0.03868. Since the errors are close to zero, the trained neural network performs well in classifying strike UAVs. Testing the FPV UAVs CNN on an arbitrary set of strike UAVs showed a 100% match between the classes of actual strike UAVs and the data obtained using the FPV UAVs CNN.

The direction of further research could be the creation of neural networks for clustering and classifying group target objects, as well as for solving the problem of distributing a heterogeneous swarm of strike UAVs over the objects of a non-stationary heterogeneous group target.

Keywords: *strike unmanned aerial vehicles, swarm, neural network, UAV clustering, UAV classification, Russian-Ukrainian war.*

References

1. Pohudina O. K. ta in. Metodolohiia formuvannia intelektualnoi skladovoi ahentnoi systemy roiu bezpilotnykh litalnykh aparativ. Monohr. Kharkiv. NAU im. M. Ye. Zhukovskoho “KhAF”. 2021. 219 s.
2. Avrunin O. H., Vladov S. I., Petchenko M. V., Semenets V. V., Tatarinov V. V., Telnova H. V., Filatov V. O., Shmelov Yu. M., Shushliapina N. O. Intelektualni systemy avtomatyzatsii. Monohr. Kremenchuk. Vyd-vo “NOVABUK”. 2021. 322 s.
3. Metody ta systemy shtuchnoho intelektu. Navch. posib. dlia studentiv napriamu pidgotovky 6.050101 “Kompiuterni nauky”. Uklad. A. S. Savchenko, O. O. Synelnikov. Kyiv. NAU. 2017. 190 s.
4. Porokhova O. Ye. Sutnist i problematyka shtuchnoho intelektu. Odesa. 2019. 30 s.
5. Nikitina L. O., Nikitin S. O. Modeli ta metody

shtuchnoho intelektu u kompiuternykh ihrakh. Xarkiv. “Drukarnia Madryd”. 2018. 102 s.

6. Metody ta systemy shtuchnoho intelektu. Navch. pos. Ukl. D. V. Lubko, S. V. Sharov. Melitopol. FOP Odnoroh T. V. 2019. 264 s.

7. Shevchenko A. I., Aharkov A. V., Azarenko D. S., Herasimov I. H., Dorokhina H. V., Ivanova S. B., Nitsenko A. V., Shelepov V. Yu. Problemy shtuchnoho intelektu. Analiz ta syntezy komunikatsiinoi informatsii. Monohr. IPSHI MON Ukrainy i NAN Ukrainy. Donetsk. IPSHI “Nauka i osvita”. 2014. 212 s.

8. Metody ta systemy shtuchnoho intelektu. Navch. pos. dlia studentiv spetsialnosti 122 “Kompiuterni nauky”. Uklad. I. M. Udovyk, H. M. Korotenko, L. M. Korotenko, V. O. Trusov, A. T. Khar. Dnipro. Derzhavnyi VNZ “Natsionalnyi hirnychiy universytet”. 2017. 105 s.

9. Zaluzhnyi V. F., Shaptala S. O., Koval V. V.,

- Nazarov V. M. Robotyzovani systemy viiskovoho pryznachennia nazemnoho, povitrianoho ta morskoho bazuvannia. Dovidn. Za zah. red. prof. R. V. Hryshchuka. Kyiv. TsNDI ZS Ukrainy. 2023. 96 s.
10. Zhikai Yang. The development and application of UAV intelligent machine learning system based on artificial intelligence. DOI: 10.56028/aehtss.6.1.140.2023.
11. Ilyes Mrad, Lutfi Samara, Alaa Awad Abdellatif. Federated Learning for UAV Swarms Under Class Imbalance and Power Consumption Constraints. URL: [file:///C:/Users/User/Downloads/Federated_Learning_for_UAV_Swarms_Under_Class_Imba%20\(1\).pdf](file:///C:/Users/User/Downloads/Federated_Learning_for_UAV_Swarms_Under_Class_Imba%20(1).pdf).
12. Lupandin V. A., Mehelbei H. V., Matsko O. Y. Osnovni tendentsii stvorennia ta zastosuvannia hrup bezpilotnykh litalnykh aparativ. Nauka i tekhnika Povitrianykh Syl Zbroinykh Syl Ukrainy. 2019. № 2 (35). S. 88–96.
13. Kharchenko O., Artiushyn L., Kononov O. Perspektyvy realizatsii spilnoho zastosuvannia bezpilotnykh litalnykh aparativ. DOI: <https://doi.org/10.54858/ndia.2022-18-1>.
14. Artiushyn L. M., Kononov O. A., Herasymenko V. V., Nausenko B. Yu. Metod vyboru varianta realizatsii hrupovoho zastosuvannia bezpilotnykh litalnykh aparativ. Suchasni informatsiini tekhnologii u sferi bezpeky ta oborony. Kyiv. NUOU. 2022. № 1 (43). S. 48–59.
15. Shovkoshytnyi I. I., Vasylenko O. A. Problemni pytannia roiovoho zastosuvannia udarnykh bezpilotnykh litalnykh aparativ. Suchasni informatsiini tekhnologii u sferi bezpeky ta oborony. Nauk. zhurn. Nats. un-t oborony Ukrainy. Kyiv. 2023. T. 48. № 3. S. 27–34.
16. Kompaniets O. M., Kliushnikov I. M., Dmytriiiev A. H. Kompleksnyi analiz vplyvu faktoriv na efektyvnist upravlinnia roiamy bezpilotnykh litalnykh aparativ. Systemy ozbroiennia i viiskova tekhnika. 2023. № 3 (75). C. 66–70. <https://doi.org/10.30748/soivt.2023.75.08>.
17. Stratehiia Povitrianykh Syl 2035. Vinnytsia. KPS ZS Ukrainy. 2020. 40 s.
18. Gepeng Zhu, Haipeng YaoTianle Mai, Song Guo. Fission Spectral Clustering Strategy For UAV Swarm Networks. 2024. URL: <http://surl.li/rzclf>.
19. Sabitri Poudel, Sangman Moh, Jian Shen. Residual energy-based clustering in UAV-aided wireless sensor networks for surveillance and monitoring applications. 2022. DOI: 10.20517/jsss.2020.23. URL: <http://surl.li/rzdat>.
20. Vyacheslav Korolyov, Maksim Ogurtsov, Alexander Khodzinsky. Statement of the problem of complete set of UAV group on the basis of models of granular calculations and fuzzy logic. Cybernetics and Computer Technologies. 2021. P. 25–38. URL: <https://doi.org/10.34229/2707-451X.21.2.3>
21. Andrii Ivashchenko. Informatsiine ta prohramne zabezpechennia systemy identyfikatsii bezpilotnykh litalnykh aparativ. Kvalif. robota bakalavra. Sumy. Sumskyi derzh. un-t. 2022. URL: chrome-extension://efaidnbmnnnibpajpcglclefindmkaj/https://essuir.sumdu.edu.ua/bitstream-download/123456789/88897/1/Ivashchenko_bac_rob.pdf
22. Ohanezov A. L. Prymenenye neironnykh setei v zadachakh raspoznavaniya obrazov. Avtoreferat dyss. ... kand. fiz.-mat. nauk: 05.13.11. Tbyl'sy. 2006. 20 s.
23. Perepelitsyn S. O. Systema zakhystu vid zahroz udaru BpLA iz vykorystanniam blokiv neiromerezhevoho analizu. Naukoiemni tekhnologii. 2020. № 1 (45). DOI: 10.18372/2310-5461.45.14579.
24. Dzelendziak U. Yu., Pazyniuk M. Yu. Systema vyavlennia litalnykh aparativ na osnovi analizu zvukovykh syhnaliv. COMPUTER SYSTEMS AND NETWORKS. Vol. 5. No. 1. 2023. DOI: <https://doi.org/10.23939/csn2023.01.029>.
25. Iasenko L. S., Soboliev V. V., Solodchuk M. O., Aleksieiev S. V. Osoblyvosti stvorennia bazy danykh dlia perevirky neironnykh merezh obrobky zobrazen, shcho byly otriymani z bezpilotnykh aviatsiinykh kompleksiv. II naukovo-tekhnichna konferentsiia Derzhavnogo naukovodoslidnogo instytutu vyprobuvan i sertyfikatsii OVT. 28.09.2023. S. 351–352.
26. Prystavka P., Cholyskhina O., Kozachuk O., Yaremenko D. Neiromerezheva avtomatyzatsiia napovnennia naboru danykh aerofotoziomky. Informatsiini tekhnologii ta suspilstvo. 2022. 2 (4), 88–99. URL: <https://doi.org/10.32689/maup.it.2022.2.12>
27. Guoxiang Li, Xuejun Wang, Yun Li, Zhitian Li. Adaptive Clustering Object Detection Method for UAV Images Under Long-tailed Distributions. Information Technology and Control Vol. 52. № 4. 2023. Rp. 1025–1044. DOI 10.5755/j01.itc.52.4.33460.
28. Holenko M. Yu., Ivanov D. I., Yefimenko A. A., Vorotnikov V. V. Analiz metodiv rozpoznavannia ob'ektiv ta kompresii zobrazen pid chas aerofotoziomky z bezpilotnykh litalnykh aparativ. Derzh. un-t “Zhytomyrska politekhnika”. DOI: [https://doi.org/10.26642/ten-2023-1\(91\)-146-155](https://doi.org/10.26642/ten-2023-1(91)-146-155).
29. Ohliad metodiv rozpoznavannia ob'ektiv na aerofotoznmkakh. Y.Chen, Z.Lin, X.Zhao and other. Frontiers of Computer Science. 2017. № 11. S. 1021–1034.
30. Moskalenko Yu. V. Metody rozpoznavannia za diahnostychnym syhnalom na osnovi hibrydnykh neironnykh merezh. Dys...doktora filosofii : 122. Kyiv. 2020. 175 s.
31. Howard Demuth, Mark Beale Neural. network toolbox for use with MATLAB. URL: chrome-extension://efaidnbmnnnibpajpcglclefindmkaj/http://cda.psych.uiuc.edu/matlab_pdf/nnet.pdf.
32. Navchannia mashyn ta shtuchnyi intelekt. Metod. vkazivky do vykonannia laboratornykh rob it z dystsypliny “Tekhnologii prohramuvannia” dlia studentiv napriamu 163 “Biomedychna inzheneriia” dlia vsikh form navchannia. Uklad. M. V. Vereskun. Mariupol. PDTU. 2019. 61 s.
33. Dovidnyk z MATLAB. Elektronnyi navch. pos. z kursovoho i dyplomnoho proektuvannia. Kyiv. NTUU “KPI”. 2013. 132 c.